

Weekly Report

May 13, 2018

1 Work

本周主要在修改FTLE论文，目前还剩下第五节可视化设计和第六节案例分析。同时参考Github上的列表看GAN相关的论文<https://github.com/hindupuravinash/the-gan-zoo/blob/master/gans.tsv>。

1.1 工作进度

Table 1: 工作进度

| 项目 | 进度 | 截止时间 |
|---------|---------------------------|------|
| 图布局方法扩展 | 代码重构 | 6.30 |
| 降维 | 下周开始加入层次方法 | 5.30 |
| FTLE | 正在修改论文，还剩两节内容(可视化设计和案例分析) | 5.20 |
| 专利 | 完成撰写，等待律师回复 | |
| *2Vec综述 | 已经和良军有初步讨论 | 6.15 |
| 书籍修订 | 已经完成修订，发给了家东 | 4.30 |

2 Paper Reading

2.1 Generative Adversarial Nets

GAN的目的是创造一些接近于现实的图片，设计理念是两个模型竞争，一个生成模型创造一些图片，另一个判别模型判断这个图片是现实中的还是生成的。只要轮流优化两个模型，就可以使得生成模型的结果图片更加真实，从而得到最终结果。

2.2 Adversarial Autoencoders

基于GAN的理念，我们提高自编码技术中的向量的真实性，使用判别模型来区分隐藏向量和随机分布之间的区别。

2.3 Bayesian GAN

NIPS2017的文章，使用贝叶斯的理念把GAN建模为一个概率模型，从累加log转换成概率相乘。

2.4 Conditional Generative Adversarial Nets

在原始GAN的结构上增加了一个类别的向量，使得GAN可以对标签进行学习，可以生成制定的类别的图片。

2.5 Conditional Image Synthesis with Auxiliary Classifier GANs

文章没有直接修改GAN的结构，而是采用了两个优化目标来解决类别的问题，1) 原始的GAN生成图片的目标函数和2) 类别生成正确的目标函数。

2.6 Dual Discriminator Generative Adversarial Nets

原始的GAN的训练会陷入一个模型崩溃的点，因为生成模型会记住输入的训练图片，这样就可以很容易欺骗判别模型（判断是否是生成的还是真实图片）。本文使用了两个判别模型，一个判断是否真实图片，一个判断是否生成图片，从而一定程度上解决这个问题。

2.7 Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks

原始GAN的生成模型的输入是一个噪声，如高斯噪声。本文额外增加一个图片输入，可以达到转换图片风格的目的。比如输入一个手绘图片，输出一个比较真实的图片。

2.8 Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network

文章基于GAN，使用ResNet作为生成模型和判别模型的结构，达到了从低精度图片恢复高精度图片的目的。